一种基于信道状态信息的人员轨迹跟踪方法 *

郝占军 [1,2]，李倍倍 [1]，党小超 [1,2]

(1. 西北师范大学 计算机科学与工程学院，兰州 730070; 2. 甘肃省物联网工程研究中心，兰州 730070)

摘　要：针对在室内环境的轨迹跟踪过程中，通信开销较大和算法复杂度较高的问题，对一种基于 CSI(channel state information)信号的人员轨迹跟踪方法进行研究。首先从 CSI 中提取代表目标位置(角度)概率的 AOA(angle-of-arrival)频谱，通过 MUSIC 算法得到的多普勒频移与 AOA 频谱相结合来确定人员移动速度及位置；最后利用改进的三边定位质心算法确定人员位置，模拟人员移动轨迹，实现对室内人员精准的跟踪定位。通过与其他算法以及不同人员移动速度的对比，仿真实验表明本文提出的人员追踪方法可以大幅度提高定位的精确性与稳定性。

关键词：CSI 信号；轨迹跟踪；三边定位；质心算法；跟踪定位

中图分类号：TP　　doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2018.07.0367

Method of trajectory tracking based on channel status information

Hao Zhanjun[1, 2], Li Beibei[1], Dang Xiaochao[1, 2]

(1. *College of Computer Science & Engineering*, *Northwest Normal University*, *Lanzhou* 730070, *China*; 2. *Gansu Province Internet of Things Engineering Research Center*, *Lanzhou* 730070, *China*)

Abstract: For high communication overhead and greater algorithm complexity of the problem, researchers on a progressive track CSI (channel state information) signal tracking method based on the trajectory of the indoor environment of the tracking process. Extracting first representative of the CSI target position (angle) probability AOA (angle-of-arrival) spectrum obtained by the Doppler shift Music AOA algorithm in combination with spectral determine the moving speed and position the art; finally the improved trilateral positioning centroid algorithm to locate personnel, modellers moving track to achieve accurate indoor tracking and locating personnel. By comparison with other algorithms and different speeds of movement of persons, person tracking simulation results show that the proposed method can greatly improve the accuracy and stability of positioning.

Key words: CSI signal; tracking trajectory ; trilateral positioning ; centroid algorithm; tracking positioning

0　引言

定位技术作为普适计算和物联网的一个重要组成部分，受到了越来越广泛的关注。全球卫星导航系统(global navigation satellite system，GNSS)在室外精准定位方面起着关键作用，但是由于在室内环境下，GNSS 由于信号在传播过程中表现出来的多径效应、散射、衍射等特性，使其无法再发挥其高精度定位的优势。目前基于 CSI 的定位技术研究已经取得了一定的成果，甚至已经达到了米级或是亚米级的定位精度。

近几年以来，麻省理工学院、斯坦福大学、华盛顿大学、香港科技大学、清华大学等高校都对 CSI 感知应用系统进行了大量的研究。文献[1]中使用商用 Wi-Fi 实现无设备室内人员跟踪，实现在丢包、延迟的情况下也能实现很高的定位精度，但没有考虑到多人追踪、实时跟踪、多径效应的影响问题。文献[2]使用软件无线电(USRP)实现了整个实验区域的手势识别，并使用 FFT 来检测多普勒频移。文献[3]中使用 RFID 构建虚拟触摸屏，并利用 AoA 信息进行细粒度跟踪。WiDraw 利用 AoA 信息很好的提供了使用相位信息确定位置的思路，但需要 Wi-Fi 发射机在环境中覆盖所有方向[4]。而在实际环境中受多径效应的影响，实现起来存在一定难度。文献[5]中利用 CSI，构建了基于 CSI 模型的低成本高精度被动式目标定位方法 LIFS，将 CSI 的特点有效的结合在了目标定位方面，但未考虑检测区域与检测率的关系。文献[6]中将 CSI 中的相位信息应用在通过人员说话时口腔的运动，很好的达到更细粒度的定位的效果，但是相位信息不易获取，并且要利用专用设备 USPR，稳定性和实用性不高。文献[7]中 FIMD 系统通过利用 CSI 的稳定性，在

收稿日期：2018-07-12；**修回日期：**2018-09-03　**基金项目：**国家自然科学基金资助项目（61662070）；甘肃省科技重点研发项目（1604FKCA097，17YF1GA015）；甘肃省科技创新项目（17CX2JA037，17CX2JA039）

作者简介：郝占军（1979-），男，河北邢台人，副教授，硕导，硕士，主要研究方向为位置服务、无线传感器网络（848275034@qq.com）；李倍倍（1994-），女，河南周口人，硕士研究生，主要研究方向为无线传感器网络；党小超（1963-），男，陕西韩城人，教授，硕导，硕士，主要研究方向为物联网、传感器网络.

静态环境下实现了更细粒度的人员检测，但未达到高检测率，并且会受实验环境的改变而影响整体性能。文献[8]中的 BFP 系统利用 CSI 进行行为无关移动检测，整体性能较好，但其算法的整体效率不高。

针对现有的轨迹跟踪方法大都是以牺牲较高的通信开销和较高算法复杂度为代价来提高精度，本文提出的基于 CSI 信号的人员轨迹追踪方法很好地规避了上述存在的问题。首先提取到的 CSI 信号用平滑算法进行处理，形成增强型的 CSI 算法。增强型 CSI 算法是将前一个 CSI 的值大小与当前的 CSI 值进行对比，降低了移动人员目标的动能波动。最后再利用改进的三边定位质心算法确定每一个活动点，将所有的活动点绘制成轨迹图像直观显示出来，实现对室内人员进行更加精准的跟踪定位。

1　相关理论

1.1　信道状态信息

CSI 是衡量信道情况的信道状态信息,属于 PHY 层，来自 OFDM 系统下解码的子载波[9-10]。CSI 是细粒度的物理信息，对环境更加敏感，应用于动作识别，手势识别，击键识别，跟踪等领域。首先需要知道被测节点的收功率，发射节点信号功率作为参考,然后利用信号传播衰减模型转换为节点间的距离，最后再用改进的三边测量算法就可以简单确定未知节点的位置。无线信号的发射功率和接收功率之间的关系可以用式(1)表示。

$$P_R = P_T / d^n \tag{1}$$

其中：P_R 是无线信号的接收功率, P_T 是无线信号的发射功率, r 是收发单元之间的距离, n 传播因子,数值大小取决于无线信号传播的环境。

对式(1)的两边取对数可以得到式(2)。

$$10 * n\lg r = 10\lg\frac{P_T}{P_R} \tag{2}$$

节点发射功率是已知的,将发送功率代入式(2)中得式(3)。

$$10\lg P_R = A - 10 * n\lg r \tag{3}$$

式(3)的左半部分 $10\lg P_R$ 是接收信号功率转换为 dBm 的表达式,可以直接写成式(4),在式(4)中 A 可以看做信号传输 1m 远时接收信号的功率.

$$P_R(dBm) = A - 10 * n\lg r \tag{4}$$

由式(4)中 $P_R(dBm)$ 就是 CSI 常数，A 和 n 的数值决定了接收信号强度和信号传输距离的关系。

因为每个参考点的信号衰减程度不同，所以只有一个 n 的值不具有一般性，也很难说明其准确性。由式(4)得到式(5)，从而得到一组 n_i 的值，

$$n_i = -[\frac{CSI_i - A}{10\lg r_i}] \tag{5}$$

由式(5)求出的一组 n_i 的值 $n_1, n_2, n_3 \cdots n_n$ 求这组数的平均值 $\bar{n}$，$\bar{n}$ 这里的即为所求的传播因子。

1.2　CSI 信号的多普勒频移提取

多径传播就是在带有一对发射器和接收器的室内环境中，信号不仅沿直达路径传播，还存在被其他物体(如人)和墙壁遮挡反射的现象[11-13]。在接收器处接收的信号因此是来自所有路径的信号的叠加。 当一个人在环境中移动时，路径的长度受人的反射信号不同相应地改变，这时引起载波频率多普勒频移反射信号发生改变，载波频率如式(6)所示。

$$f_{Doppler} = f\frac{v_{path}}{c} \tag{6}$$

其中：f 是信号的原始载波频率，v_{path} 是路径长度变化的速度，c 是 Wi-Fi 信号在空中的传播速度。当人在移动时，引入多普勒 Wi-Fi 信号的频率转换对于 5GHz 信道来说只有几十赫兹。显然对细粒度如此小的多普勒载波频移进行检测是十分困难的。

2　基于 CSI 的轨迹追踪方法

2.1　基于 MUSIC 的多普勒估计

状态信息在采集时，由于实际环境噪声和干扰造成的分组丢失/延迟，容易引起不能正常发送、接收样本数据包的问题。为了解决这些问题，如何使用 Wi-Fi 设备获得准确的多普勒频移估计成为关键，本文提出了一个基于 MUSIC 的算法来获得准确的多普勒频率转移估计的算法。

设在 t_0 时刻收集第一个 CSI 样本，每个样本对第一个样本的采样间隔为 $[0, \Delta t_2, \ldots, \Delta t_M]$，其中 $\Delta t_1 = 0$。在一个短采样窗口，因为不同 CSI 样本跨越衰减差异不同，所以把路径的改变速度 v_{path} 视为一个常数。 第 i 个 CSI 之间的相位差样本，第一个样本是 $e^{-j2\pi f\frac{v\Delta t_1}{c}}$，其中 f 是信号的原始载波频率。 因此，阶段第 Mth 个 CSI 样本与第一个 CSI 样本之间的差异可以表示如下：

$$\vec{a}(v) = [1, e^{-j2\pi f\frac{v\Delta t_2}{c}}, e^{-j2\pi f\frac{v\Delta t_3}{c}}, \cdots, e^{-j2\pi f\frac{v\Delta t_M}{c}}]^T \tag{7}$$

其中：$\vec{a}(v)$ 多普勒矢量和具有 M 个样本的 CSI 样本矩阵表示为

$$\begin{aligned} X(f) &= [x(f,t_0), x(f,t_0+\Delta t_2), \ldots, x(f,t_0+\Delta t_M)] = \\ &[1, e^{-j2\pi f\frac{v\Delta t_2}{c}}, e^{-j2\pi f\frac{v\Delta t_3}{c}}, \cdots, e^{-j2\pi f\frac{v\Delta t_M}{c}}]^T x(f,t_0) + n(f) \\ &= \vec{a}(v)x(f,t_0) + n(f) \end{aligned} \tag{8}$$

其中：$n(f)$ 是噪声。当只有一个路径信号存在时，可以很容易地从 CSI 样本的相位测量中计算多普勒频移。在具有多路径的实际情况中，L 路径信号将到达接收器。由(7)式和式(8)CSI 样本矩阵可表示为

$$\begin{aligned} X(f) &= \sum_{i=1}^{L}\vec{a}(v)x(f,t_0) + n(f) = \\ &[\vec{a}(v_1), \vec{a}(v_2), \cdots, \vec{a}(v_L)][s_1(f,t_0), \\ &s_2(f,t_0), \cdots, s_L(f,t_0)]^T x(f,t_0) + N(f) \end{aligned} = AS(f) + N(f) \tag{9}$$

v_i 是第 i 个路径信号的路径变化速度；

$A=[\vec{a}(v_1),\vec{a}(v_2),\cdots,\vec{a}(v_L)]$ 是全部的 $M*L$ 矩阵多普勒频移

普勒矢量是在第一个采样时间 t_0 测量的第 i 个路径信号的 CSI，矩阵 $s(f)=[s_1(f,t_0),s_2(f,t_0),\cdots,s_L(f,t_0)]^T$ 是信号矩阵，$N(f)$ 是噪声矩阵。为了得到每个路径信号的多普勒频移。本文采取每个 CSI 样本频率域中的多个快照，如图 1 所示。设备在多个子载波上提供 CSI。设 K 是 CSI 的子载波数，有 CSI 的 K 个快照 CSI 样本。对于第 i 个 CSI 样本，可以表示为

$$\vec{x}(f,t_0+\Delta t_i)=[x(f_1,t_0+\Delta t_i),x(f_2,t_0+\Delta t_i),\ldots,x(f_K,t_0+\Delta t_i)] \quad (10)$$

其中：f_k 是第 k 个子载波的原始载波频率。信号矩阵 $S(f)$ 中的第 i 个路径信号可表示为

$$\vec{s_i}(f,t_0)=[s_i(f_1,t_0),s_i(f_2,t_0),\ldots,s_i(f_K,t_0)] \quad (11)$$

其中：$s_i(f_K,t_0)$ 是在第一采样时间 (t_0) 第 i 个路径信号的第 k 个快照的 CSI。为了提高多普勒频移估计的准确性，从所有的子载波中选取 CSI，从而避免选择低信噪比的特定子载波。由式（10）和（11），式（9）可以被表示为

$$\begin{aligned}X(f)&=[\vec{x}(f,t_0),\vec{x}(f,t_0+\Delta t_2),\ldots,\vec{x}(f,t_0+\Delta t_M)]^T\\&=[\vec{a}(v_1),\vec{a}(v_2),\cdots,\vec{a}(v_L)]\\&*[s_1(f,t_0),s_2(f,t_0),\cdots,s_L(f,t_0)]^T x(f,t_0)+N(f)\\&=AS(f)+N(f)\end{aligned} \quad (12)$$

用 MUSIC 算法来估计使用 CSI 样本的多普勒频移。具有 M 个特征值的相关矩阵 R_X 可以表示为

$$\begin{aligned}R_X&=E[XX^H]=AE[SS^H]A^H+E[NN^H]\\&=AR_SA^H+\sigma^2 I\end{aligned} \quad (13)$$

其中：R_S 是信号矩阵的相关矩阵，I 是单位矩阵，δ^2 是噪声的方差。 相关矩阵 R_X 具有 M 个特征值。 最小的 $M-L$ 特征值对应于噪声，而其他 L 特征值对应于 L 路径信号。 特征向量对应于最小的 $M-L$ 特征值构造一个噪声子空间 $E_N=[\vec{e_1},\ldots,\vec{e}_{M-L}]$。信号和噪声子空间是正交的，所以多普勒速度谱函数可以表示为

$$p(v)_{MUSIC}=\frac{1}{a^H(v)-E_N E_N{}^H a(v)} \quad (14)$$

其中：尖峰对应频谱函数的最大值处。 由于信号的原始载波频率和传播速度已知，可以获得多普勒速度。

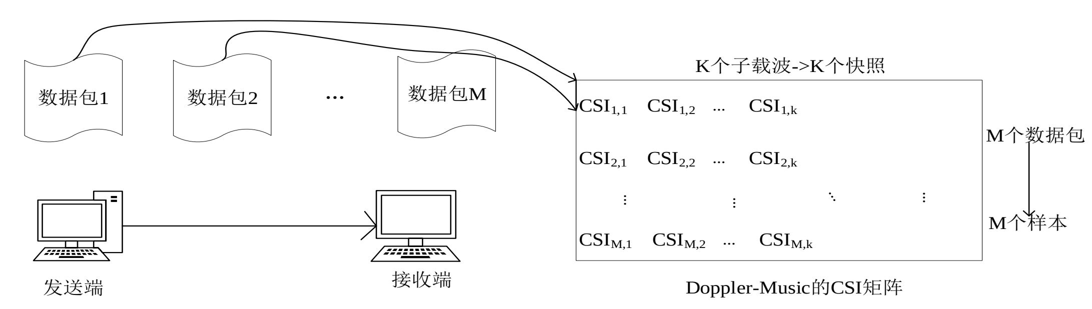


图 1 从 M 个分组中提取每个样本 K 个副载波的 K 个 CSI 快照图

2.2 改进的三边定位质心算法

在复杂室内定位的时候，检测到的人员移动轨迹是是时刻变化的[14-16]，再加上外界不确定因素的影响。导致得到的 CSI 信号的值波动较大，从而导致对人员的定位产生较大的误差，达不到预期的效果，本文引入平滑算法，把相邻的 CSI 信号值进行对比分析，去掉波动较大的值，实现精准定位。本文提出改进平滑算法的实现分为两个阶段：距离的估计；位置的估计。

2.2.1 距离的估计

本文提到的 CSI 定位机制由参考节点和未知节点两部分组成的。在二维坐标系中表示出由固定位置的参考节点的位置坐标和未知节点收到的 CSI 值进行计算。求二者的标准化欧氏距离。

欧氏距离计算：取出参考点的位置坐标为横轴的值记做 x_i；每次收集到未知节点的 CSI 值记为 y_i；则二者的标准化欧氏距离如式(15)所示。

$$d(x,y)=\sqrt{(x_1-y_1)^2+(x_2-y_2)^2+\cdots+(x_n-y_n)^2}$$

$$=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2} \quad (15)$$

为了避免偶然误差，由式(15)得到式(16)。

$$d(x,y)=\frac{1}{n}(d(x_1,y_1)+d(x_2,y_2)+\cdots+d(x_n,y_n)) \quad (16)$$

数据平滑处理定义：

$R_{est(n)}$ 是第 n 个平滑估计的 CSI 的范围;

$R_{pre(n)}$ 是第 n 个预测的 CSI 的范围;

$R_{mea(n)}$ 是第 n 个测量的的 CSI 的范围;

$R_{rat(n)}$ 是第 n 个平滑估计的范围比率;

$R_{prerat(n)}$ 是第 n 个预测范围比率;

λ,ξ 表示增益常量，T_n 是变化的时间段。

处理步骤如下：

a)计算出 $R_{est(n)}$ 和 $R_{rat(n)}$，如式(17)(18)所示。

$$R_{est(n)}=R_{pre(n)}+\lambda(R_{mea(n)}-R_{pre(n)}) \quad (17)$$

$$R_{est(n)}=V_{pre(n)}+\frac{\xi}{T_s}(R_{mea(n)}-R_{pre(n)}) \quad (18)$$

b)通过比较第 n 个 CSI 值的范围与比率的估算和第 $n+1$ 个

CSI 范围与比率的估算，如式(19)(20)所示。

$$R_{pre(n+1)} = R_{est(n)} + V_{est(n)} T_s \tag{19}$$

$$V_{pre(n+1)} = V_{est(n)} \tag{20}$$

c)由式(20)得到第 $n+1$ 个参考点的值，再由式(5)计算出CSI的值，由于计算过程中加上了传播因子对信号衰减的影响，所以 CSI 值存在一定误差，把求得的 CSI 值进行求平均数的处理，得到较为准确的值发送到未知节点。

2.2.2 位置的估计

传统的三边测量法过程是求 3 个已知半径和坐标圆心的圆的交点，如图 2 所示，在测距时，3 个圆的圆心连接线无法准确精确到一点。

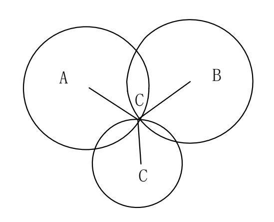


图 2　三边定位原理图

针对上述问题，为了减少估计坐标与实际坐标的误差，本文提出了改进的三边测量方法，使用加权最小二乘法来估计未知节点的坐标。具体方法如下：

a)从总体中获取 n 组位置坐标 (x_1,y_1) 、 (x_2,y_2) ， $\cdots$ ， (x_n,y_n)；

b)对二维坐标系中的这 n 个点，用处于样本数据的中心位置的曲线来拟合；

c)引入平方损失函数。 Q 为残差平方和，样本回归模型如式(21)所示。

$$Y_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i + e_i \tag{21}$$

$$e_{ii} = Y - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_i \tag{22}$$

其中： e_i 为样本 (x_i, y_i) 的误差。平方损失函数为

$$Q = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_i)^2 \tag{23}$$

则通过 Q 最小确定这条直线，即确定 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$，以 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 为变量，把它们看做是 Q 的函数，就变成了一个求极值的问题，可以通过求导数得到。求 Q 对两个待估参数的偏导数：

$$\begin{cases} \dfrac{\partial Q}{\partial \hat{\beta}_0} = 2\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_i)(-1) = 0 \\ \dfrac{\partial Q}{\partial \hat{\beta}_1} = 2\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_i)(-X_i) = 0 \end{cases} \tag{24}$$

函数的极值点为偏导为 0 的点。即活动点位置，解得：

$$\begin{cases} \hat{\beta}_0 = \dfrac{n\sum X_i Y_i - \sum X_i - \sum Y_i}{n\sum X_i^2 - (\sum X_i)^2} \\ \hat{\beta}_1 = \dfrac{\sum X_i^2 \sum Y_i - \sum X_i - \sum X_i Y_i}{n\sum X_i^2 - (\sum X_i)^2} \end{cases} \tag{25}$$

所得 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 即为所求活动点的位置坐标。

2.3　基于 CSI 的人员轨迹跟踪方法

基于上述理论模型分析，本文提出基于 CSI 信号的人员轨迹跟踪方法。算法具体实现过程如图 3 所示。

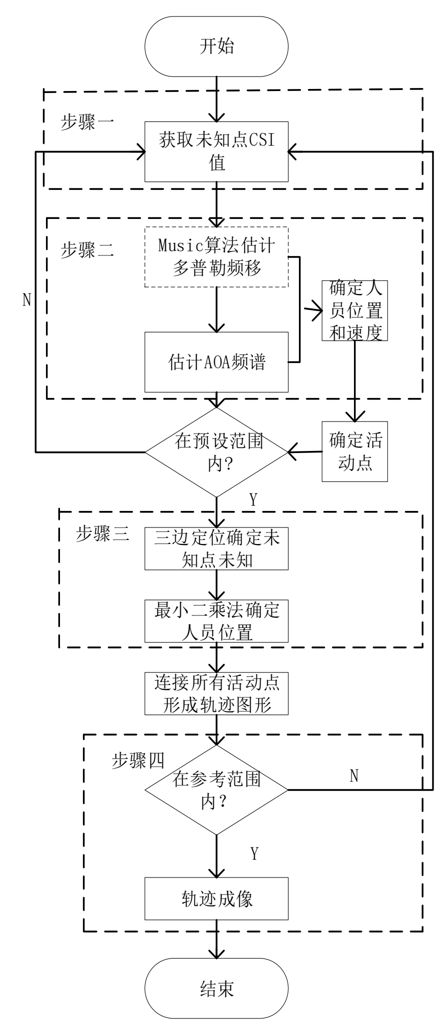


图 3　轨迹追踪的流程图

a)通过布设的实验环境提取 CSI 信号值。

b)首先利用 Music 算法估计多普勒频移(即提出的 Doppler-music 算法)，然后估计 AOA 频谱，从而确定人员位置是否在预设范围内，如果在就执行步骤 c)，否则转回步骤 a)运行。

c)采用平滑算法对步骤 b)中得到的活动点进行去除冗余点处理，最后用改进的三边定位算法确定活动点位置，判断结果是否在参考范围内，如果在就执行步骤 d)，否则返回。

d)对得到的在活动范围内的点进行处理，采集足够多的点模拟出轨迹图像，程序结束。

2.4　通信开销和算法复杂度分析

为了计算通信开销 E 引入一下几个参数：N 表示网络中节点的数量；A 表示网络中锚节点的数量；G 表示网络的平均连接度；C 表示平均邻居节点的数量；K 表示参与一定多边测量定位的锚节点个数。

本文算法的开销主要表现在节点间的通信开销和数据包的传递过程，所以节点间距离对通信开销的大小有着重要的影响。

当未知节点获得与3个或3个以上锚节点的距离,则执行三边测量定位。设未知节点坐标为 $A(x,y)$，锚节点坐标为 $L_1(x_1,y_1),\cdots,L_k(x_k,y_k)$,未知节点到锚节点的距离分别为 $r_1,r_2,\ldots,r_k$ ，则可建立线性方程组并表示为式(26)的形式。

$$Cx=b \tag{26}$$

其中：
$$C=-2\times\begin{bmatrix}(x_1-x_k) & (y_1-y_k)\\ (x_2-x_k) & (y_2-y_k)\\ \vdots & \vdots\\ (x_{k-1}-x_k) & (y_{k-1}-y_k)\end{bmatrix},x=\begin{bmatrix}x\\ y\end{bmatrix} \tag{27}$$

$$B=\begin{bmatrix}r_1^2-r_k^2-x_1^2+x_k^2-y_1^2+y_k^2\\ r_2^2-r_k^2-x_2^2+x_k^2-y_2^2+y_k^2\\ \vdots\\ r_{k-1}^2-r_k^2-x_{k-1}^2+x_k^2-y_{k-1}^2+y_k^2\end{bmatrix} \tag{28}$$

建立线性方程组之后，可以通过最小二乘法求解未知节点的位置估计:

$$\hat{x}=(C^TC)^{-1}C^Tb \tag{29}$$

首先由式（29）得到未知节点的位置，通过节点位置计算相邻节点之间的距离设为 X，所以 C 个邻居节点的平均距离为 CX，其中 $X=\sum_{i=1}^{n}(\hat{x}-x_i)$ 。其次数据包的传递过程也带来一定的通信开销，由于采用可控的泛洪在网络中传送消息，每个锚节点发送广播数据包，中间节点只发送未发送的数据包,每个节点平均发送 A 个数据包，因为要经过两次泛洪过程，所以网络中每个节点平均发送 2A 个数据包, N 个网络节点的通信开销为 2AN。故总的通信开销 E=(CX+2AN)。

由以上三边定位测量得到未知节点位置以后，使用最小二乘法处理矩阵乘法的过程中需要锚节点的数量 K 和参与多边测量定位的锚节点个数 A 分别计算，所以本文算法的时间复杂度为 T(AK)，即近似为 T(n^2)，空间复杂度为 O（n）。

3　仿真实验与分析

3.1　实验环境

目前，CSI 信号可以通过 Intel 5300 和 Atheros 9380 型号无线网卡获取，本文采用 Atheros 9380 网卡的方案，定位算法所需设备为：两台安装有 Atheros 9380 网卡的台式电脑，CPU 型号为 Intel Core i3-4150，操作系统为 Ubuntu10.04LTS，且内核和无线网卡驱动均经过定制,其中一台台式机作为信号发送机，另一台作为接收机，实验场地选择 9 m ×6 m 的办公区域，部署了 25 个正方形区域，每个正方形区域为 0.8 m×0.8 m，接收机与发射机相距 4.5 m，天线高度为 1.2 m，其平面图及详细区域划分布局如图 4 所示，图 5 为测试人员现场测试图。

办公室环境的平面图如图所示，实际测试图如图 6 所示。本文的跟踪感应区的大小是 9 米×6 米。在地板上放置一些标记，并使用摄像机记录人物何时走过标记。在实验中，选择 5 名同学在 2 周的时间内（每天相同的时刻）沿着不同的线条，矩形，圆等轨迹行走。本文为每个人收集 100 个轨迹，报告跟踪错误显示追踪的性能。

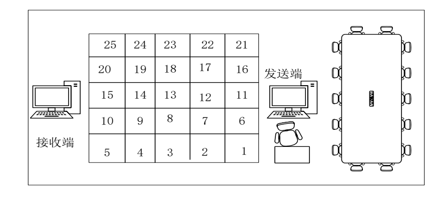


图 4　实验环境平面图

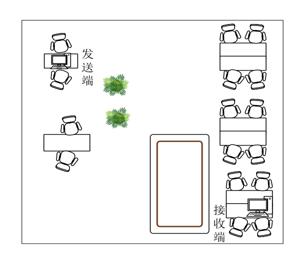


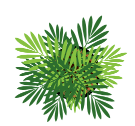
(a)实验室



(b)办公室

图 5　测试人员现场测试图





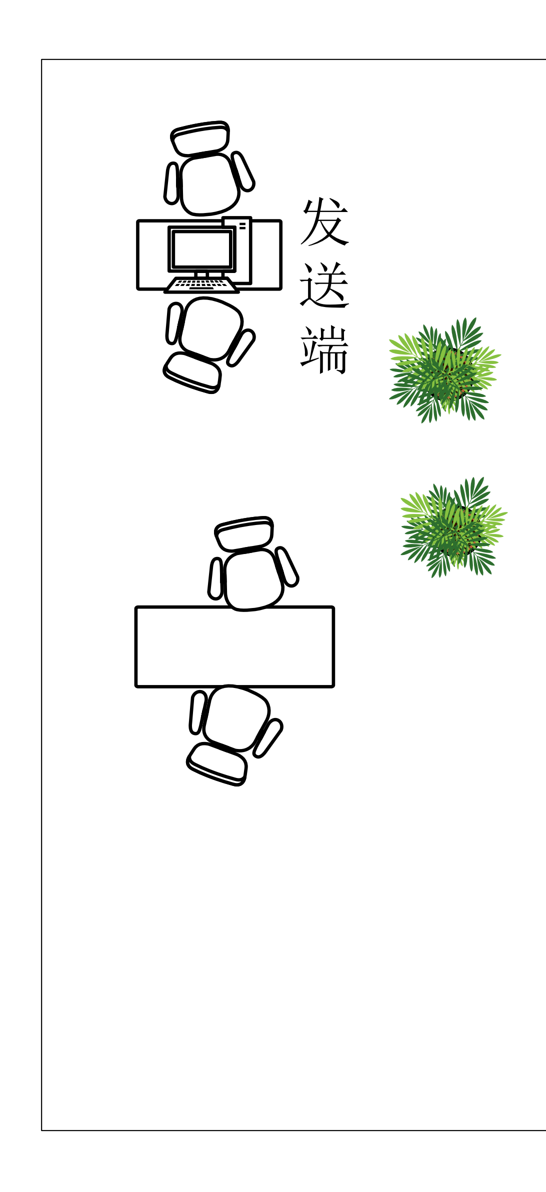

发
送
端

图 6　办公室环境平面图

图 7 是在实际环境中使用本文算法实现的跟踪结果；图 8 描述的是人体速度方向的准确性。

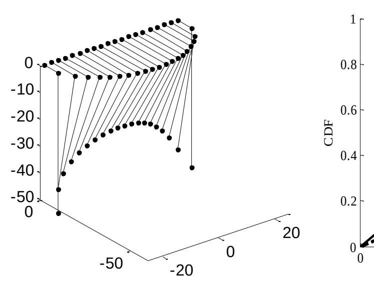


图 7　轨迹跟踪结果图

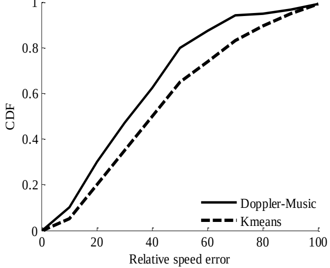


图 8　人体速度方向准确性

由图 7 可以看出当被测人员的运动轨迹为圆形时，追踪效果与预期结果最为接近，说明此时的追踪效果最好。由图 8 说明，中速运动的振幅误差小至 14%，而方向误差仅为 7°。又将本文所提出的 Droppler-Music 方法与基于划分的 K-means 算法进行比较，由于 K-means 算法是根据 CSI 的幅度来估计多普勒速度，所以提供不了方向信息，在比较过程中，只使用 K-means 方法来估计多普勒速度的幅度，并使用 Droppler-Music 方法来提供方向信息。如图 9 所示，在加上方向信息来提高性能的前提下，K-means 方法的中速误差仍然为 44%，方向误差为 17°，远大于 Droppler-Music 方法，原因是 Droppler-Music 方法估计多普勒速度的 CSI 相位，这比 K-means 方法中使用的 CSI 幅度更稳定。另外，和其他方法相比，本文的 Droppler-Music 方法可以同时估计多普勒速度的幅度和方向。

天线功率(PA)和静态分量(RS)对轨迹追踪精度的影响如图 9 所示。

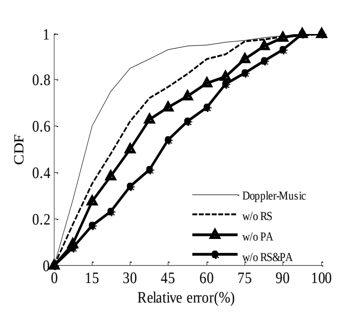


图 9　相关误差图

从图 9 中可以看出，当不调整天线的功率也不去除静态分量，则速度误差为 37%，方向误差为 26°；只调整天线的功率，相对速度误差为 19%，方向误差为 17°；只去除静态分量，相对速度误差为 17%，中值方向误差为 8°；调整天线功率又去除静态分量，相对速度误差为 11%，中值方向误差为 7°。可见，除去强干扰静态分量后，追踪性能显着提高。同时，调整两个天线的功率，得到的多普勒速度的方向信息更加准确。

3.2　跟踪性能分析

为验证分组丢失/延迟对跟踪性能的影响，通过控制分组比较丢失和时延大小进行实验，结果如图 10 所示：

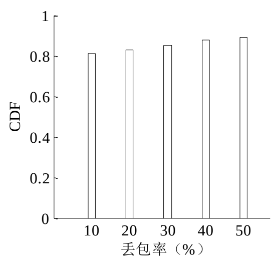


图 10　丢包率影响图

由图 10 表明，在没有丢包/延迟的情况下，该算法的跟踪误差在 8%左右，在实际环境中，由于环境噪声和干扰而会受到丢包/延迟的影响，因此，随机丢弃一些 CSI 数据包来模拟数据包损失/延迟情况，即使有 50%的数据包丢失，本方法仍然具有和没有数据包丢失相似的高跟踪精度。图 10 显示了在在实验室中跟踪错误的 CDF，因为实验室遮挡物较多，所以多径效应比较明显，可见该方法也能实现很好的追踪性能，说明静态环境下的追踪性能明显高于动态环境下。

为了进一步研究速度对追踪性能的影响，让目标以三种不同速度步行：慢速(<1m/s)，中速(1~1.5m/s)和快速(1.5~3m/s)。速度对追踪性能的影响如图 11、12 所示。

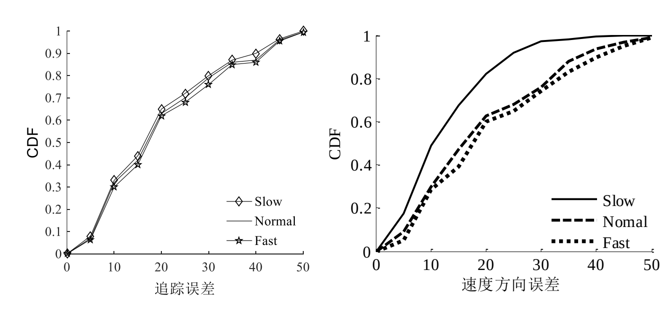


图 11　速度差异影响图　　　图 12　速度方向影响图

图 11 说明目标的速度对于本方法的跟踪性能影响，速度最慢比速度最快的时候误差约为 8%，说明速度越慢跟踪性能越好；图 12 说明不同运动速度下人员运动速度方向对跟踪性能的影响，说明速度方向误差随着运动速度的增大而增大。

本方法对 5 个目标进行跟踪，误差分析如图 13 所示：

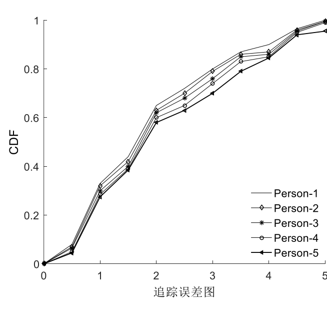


图 13　追踪误差图

由图 13 可以看出，本文方法在不同目标间能达到一致的精度。

综上，通过实验分析得到，在丢包率、速度差异、方向差异、多人效应都存在的情况下，本文算法在定位方面有很大的提高。有效的缓解了由于多径衰弱、非视距环境影响带来的追踪精度的问题。尤其是在速度方向误差方面本文算法提出了一个很好的解决思路。

3.3 性能比较

为了进一步表现本文算法在追踪性能方面的优势，与传统经典算法 K-means 和 PCA 算法进行对比。通信开销性能对比如图 14 所示，算法复杂度性能对比如图 15 所示。

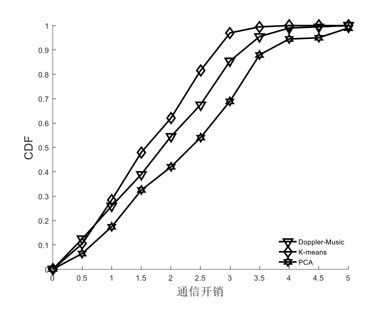


图 14 算法通信开销对比图

由图 14 可知，本文算法随着时间的推移更早的表现出较稳定通信开销，且明显优于 PCA 算法。性能越稳定表示通信开销越低，得到的节点位置就越准确，所得轨迹追踪的性能就越好。由图 15 可知，Doppler-music 算法的时间复杂度在一段时间后始终保持不变且性能明显高于其他两种算法，说明较 PCA 和 K-means 算法本文算法的时间复杂度相对较低，节省时间开销的同时降低能耗，从而实现更加精准的追踪轨迹。

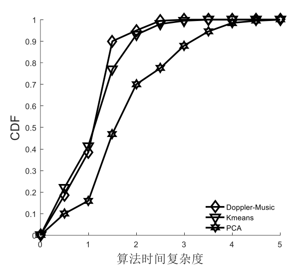


图 15 算法时间复杂度对比图

综上，基于 Doopler-Music 算法的 CSI 轨迹追踪算法在通信开销和时间复杂度上都明显优于其他两种算法，为实现精准轨迹追踪提出一种新的解决思路。

4 结束语

本文中，旨在设计一个利用 CSI 信号实现室内人员轨迹追踪的方法。实现了一个人的轨迹精确追踪。以后的工作中需要解决的问题有多人追踪、实时追踪等，室内人员方法的应用还有很广泛的前景。此外一个重要难点还有目前的实验环境是 2.4GHZ 的，下一步工作就是把开发环境移植到 5GHZ 的环境下，以获得更加精准的定位性能。

参考文献：

[1] 徐渊，许晓亮，李才年，等. 结合 SVM 分类器与 HOG 特征提取的行人检测 [J]. 计算机工程, 2016, 42 (1): 56-60. (Xu Yuan, Xu Xiaoliang, Li Cainian, *et al.* Pedestrian detection based on SVM classifier and HOG feature extraction [J]. Computer Engineering, 2016, 42 (1): 56-60.)

[2] 谢娟英，王艳娥. 最小方差优化初始聚类中心的 K-means 算法 [J]. 计算机工程, 2014, 40 (8): 205-211. (Xie Juanying, Wang Yanqi. K-means algorithm for minimum clustering optimization of initial cluster center [J]. Computer Engineering, 2014, 40 (8): 205-211.)

[3] 李传朋，秦品乐，张晋京. 基于深度卷积神经网络的图像去噪研究 [J]. 计算机工程, 2017, 43 (3): 253-260. (Li Chuanpeng, Qin Pinle, Zhang Jinjing. Image denoising based on deep convolutional neural network [J]. Computer Engineering, 2017, 43 (3): 253-260.)

[4] Wang Jue, Vasisht D, Katabi D. RF-IDraw: virtual touch screen in the air using RF signals [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2014, 44 (4): 235-246.

[5] Sun Li, Sen S, Koutsonikolas D, *et al.* Widraw: enabling hands-free drawing in the air on commodity wifi devices [C]// Proc of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2015: 77-89.

[6] Wang Wei, Liu A X, Sun Ke. Device-free gesture tracking using acoustic signals [C]// Proc of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2016: 82-94.

[7] Yun Sangki, Chen Yichao, Qiu Lili. Turning a mobile device into a mouse in the air [C]// Proc of the 13th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM Press, 2015: 15–29.

[8] Sen S, Choudhury R R, Radunovic B, *et al.* Precise indoor localization using PHY information [C]// Proc of the 10th ACM Workshop on Hot Topics in Networks. New York: ACM Press, 2011: 413-414.

[9] Qian Kun, Wu Chenshu, Yang Zheng, *et al.* Decimeter level passive tracking with Wi-Fi [C]// Proc of the 3rd Workshop on Hot Topics in Wireless. New York: ACM Press, 2016: 44-48.

[10] 杨铮，吴陈沭，刘云浩. 位置计算：无线网络定位与可定位性 [M]. 北京：清华大学出版社, 2014. (Yang Wei, Wu Chenxi, Liu Yunhao. Location Computing: Wireless Network Positioning and Positionability [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014.)

[11] 彭玉旭，杨艳红. 一种基于 RSSI 的贝叶斯室内定位算法 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (10): 237-240. (Peng Yuxu, Yang Yanhong. A Bayesian indoor location algorithm based on RSSI [J]. Computer Engineering, 2012, 38 (10): 237-240.)

[12] 王琦. 基于 RSSI 测距的室内定位技术 [J]. 电子科技, 2012, 25 (6): 64-66. (Wang Qi. Indoor positioning technology based on RSSI ranging [J]. Electronic Science & Technology, 2012, 25 (6): 64-66.)

[13] 石欣，印爱民，陈曦. 基于 RSSI 的多维标度室内定位算法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35 (2): 261-268. (Shi Xin, Yin Aimin, Chen Wei. Multi-dimensional scale indoor positioning algorithm based on RSSI [J]. Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 (2): 261-268.)

[14] 张勇，黄杰，徐科宇. 基于 PCA-LSSVR 算法的 WLAN 室内定位方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (2): 408-414. (ZHANG Yong, HUANG Jie, XU Keyu. WLAN indoor positioning method based on PCA-LSSVR algorithm [J]. Journal of Scientific Instrument, 2015, 36 (2): 408-414.)

[15] Wang Xuyu, Gao Lingjun, Mao Shiwei, *et al.* CSI-based fingerprinting for indoor localization: a deep learning approach [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology. IEEE, 2017, 66 (1): 763-776.

[16] Xiao Jiang, Wu Kaishun, Yi Youwen, *et al.* FIFS: fine-grained indoor fingerprinting system [C]// Proc of International Conference on Computer Communications and Networks. Picataway, Nj: IEEE Press, 2012: 1-7.

[17] Wu Zhefu, Xu Qiang, Li Jianan, *et al.* Passive indoor localization based on CSI and naive Bayes classification [J]. IEEE Trans on Systems Man & Cybernetics Systems, 2017, PP (99): 1-12.

[18] 吴哲夫，周言. 基于信道状态信息的无源被动定位 [J]. 传感技术学报, 2015, 28 (5): 677-683. (Wu Zhefu, Zhou Yan. Passive positioning based on channel state information [J]. Journal of Transduction Technology, 2015, 28 (5): 677-683.)

[19] Li Shengjie, Li Xiang, Niu Kai, *et al.* AR-alarm: an adaptive and robust intrusion detection system leveraging CSI from commodity Wi-Fi [C]// Proc of International Conference on Smart Homes and Health Telematics. Cham: Springer, 2017: 211-223.

[20] Pu Qifan, Gupta S, Gollakota S, *et al.* Whole-home gesture recognition using wireless signals [C]// Proc of International Conference on Mobile Computing & Networking. New York: ACM, 2013: 27-38.